

## XUNTA DE GALICIA

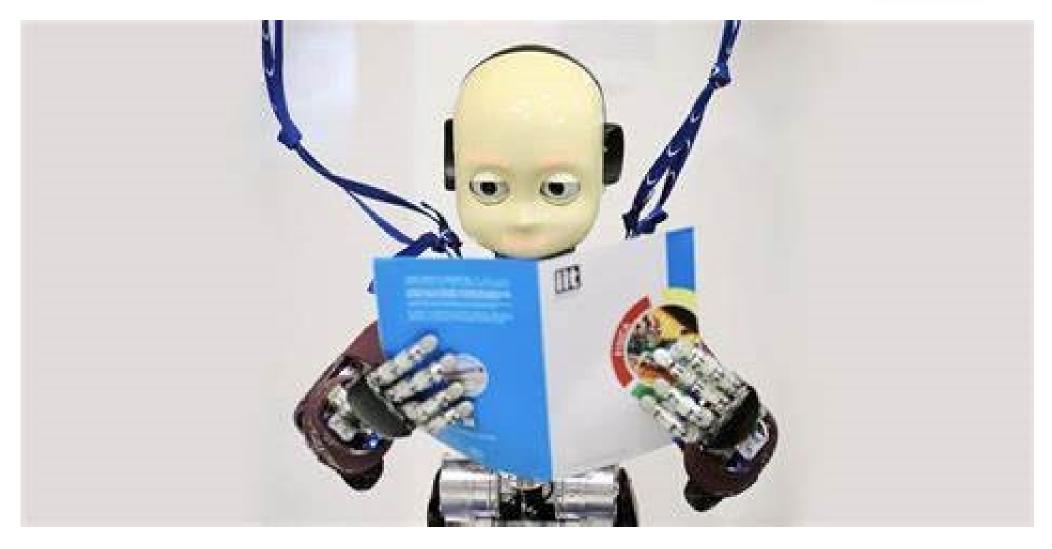
CONSELLERÍA DE CULTURA, EDUCACIÓN E UNIVERSIDADE



IES de Teis Avda. de Galicia, 101 36216 – Vigo 886 12 04 64 ies.teis@edu.xunta.es







# Índice.

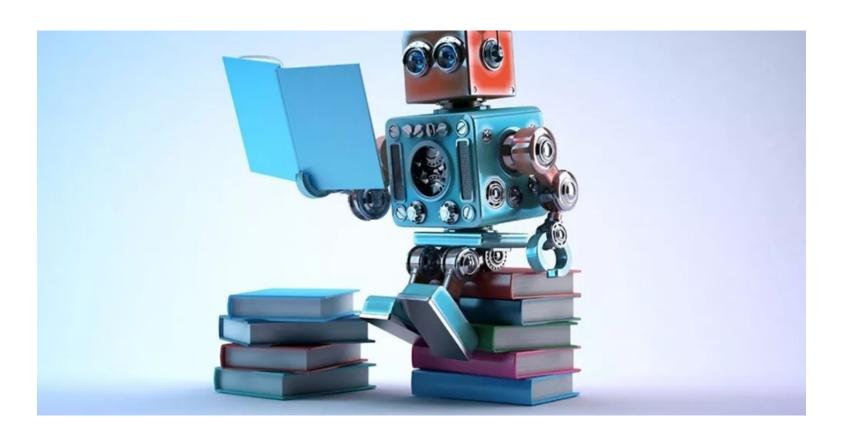
1.	Aprer	ndizaje	3
	1.1. 1.2.	ObjetivoAprendizaje o adquisición de conocimiento	
	1.3.	Fundamentos	
	1.4.	Formalizazión	
	1.5.	Tipos de inferencia	10
2.	Tipos de aprendizaje según el proceso		
	2.1.	Aprendizaje inductivo	15
		2.1.1. Inducción supervisada	18
		2.1.2. Inducción no supervisada	
	2.2.	Aprendizaje deductivo	32
	2.3.	Aprendizaje de naturaleza mixta	
3.	¿Cón	no aprende la IA?	35
	3.1.	Aprendizaje Supervisado	36
	3.2.	Aprendizaje No Supervisado	
	3.3.	Aprendizaje Semi-supervisado	
	3.4.	Aprendizaje por Refuerzo	
	J	, p. c. a. 2 a. c. c. a. c. 2 c	

# 1. Aprendizaje.



## 1.1. Objetivo.

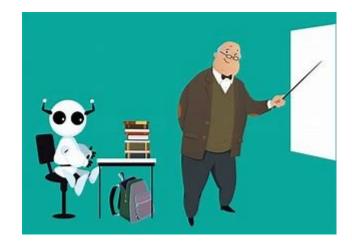
El **objetivo del aprendizaje** consiste en dotar a los sistemas de inteligencia artificial con la cualidad humana del aprendizaje, es decir, que sean capaces de adquirir nuevos conocimientos a partir de las experiencias (relación con el entorno).



#### 1.2. Aprendizaje o adquisición de conocimiento.

Tres aspectos importantes a tomar en cuenta:

- Incrementar el conocimiento adquirido.
- Realizar tareas con mayor eficiencia o exactitud.
- Llevar a cabo nuevas tareas.



"Learning denotes changes in the system that are adaptive in the sense that they enable the system to do the task or tasks drawn from the same population more efficiently and more effectively the next time"— Herb Simon

#### 1.3. Fundamentos.

El **aprendizaje** se basa en una actividad de diálogo entre un sistema inteligente (agente) y un medio y/u otros agentes.

En el aprendizaje SIEMPRE hay una relación con el entorno, incluso en los sistemas que aprenden por introspección.

En el aprendizaje resulta imprescindible la capacidad de memorizar.



#### **1.3.** Fundamentos.

El **aprendizaje** es una abstracción de los siguientes niveles:

- Nivel simbólico → proceso de manipulación de símbolos.
- Nivel de algoritmo → secuencia de decisiones y acciones.
- Nivel de conocimiento → indica el objetivo, las reglas del juego y demás elementos de información.



#### 1.4. Formalización.

La **formalización del aprendizaje** de las máquinas se basa en esquemas genéricos de inferencia (o razonamiento), basados en la siguiente fórmula:

$$CB \cup P \Rightarrow C$$

CB = conocimiento base, todo lo conocido dependiente o no del dominio

P = premisa (regla o hecho del dominio de aplicación)

C = consecuente

## 1.4. Formalización.

La tarea del aprendizaje consiste en identificar correctamente un elemento desconocido D a partir de una información I sobre él.



#### 1.5. Tipos de inferencia.

La inferencia puede ser:

inferencia deductiva: particularizar la estructura que refleja el conocimiento disponible para justificar la información surgida

$$CB \cup P \Rightarrow$$
?

inferencia inductiva: establecer una hipótesis P que permita determinar el papel de la información C respecto a la estructura lógica contenida en CB

$$CB \cup ?? \Rightarrow C$$

#### **1.5.** Tipos de inferencia.

Cuando llueve y sales sin paraguas, te mojas
Yo no tengo paraguas

Hoy llueve

Hoy me voy a mojar

Cuando llueve y sales sin paraguas, te mojas

"El maestro de esgrima" me gusta

"La Reina del Sur" me gusta

"La tabla de Flandes" me gusta

"La carta esférica" me gusta

"La carta esférica" me gusta

U

(todos son de A. Pérez Reverte)

Los libros de A. Pérez Reverte me gustan

#### Ejemplo típico de inferencia deductiva.

a partir de un conjunto de reglas genéricas, unidas a un hecho en concreto, se puede deducir una conclusión.

#### 1.5. Tipos de inferencia.

Cuando llueve y sales sin paraguas, te mojas

Yo no tengo paraguas

Hoy llueve

Hoy me voy a mojar

"El maestro de esgrima" me gusta

"La Reina del Sur" me gusta

"La tabla de Flandes" me gusta

"La carta esférica" me gusta

"La carta esférica" me gusta

"Los libros de A. Pérez Reverte me gustan

### Ejemplo típico de inferencia inductiva.

a partir de unos hechos concretos de dominio, se suma un conocimiento base, se formula la hipótesis.

2. Tipos de aprendizaje según el proceso.



#### 2. Tipos de aprendizaje según el proceso.

El aprendizaje se puede clasificar, en función del proceso, en tres categorías:

- Aprendizaje inductivo → infiere una regla general (o premisa) a partir de información sobre unos hechos concretos.
- **Aprendizaje deductivo** → aplica inferencia deductiva para particularizar la estructura que refleja el conocimiento disponible, dado un hecho o premisa concreto.
- Aprendizaje de naturaleza mixta → incluye otros tipos de procesos de aprendizaje no basados ni en inferencia inductiva ni deductiva.

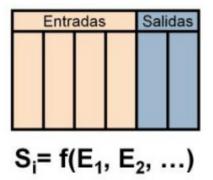


#### 2.1. Aprendizaje inductivo.

El aprendizaje inductivo consiste en ir de lo general a lo particular, pero se puede clasificar en dos categorías:

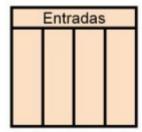
Aprendizaje supervisado → infiere una relación (reglas, funciones matemáticas, modelos,...)
 entre los parámetros de entrada y los parámetros de salida.





• **Aprendizaje no supervisado** → extrae conclusiones a partir de un conjunto de ejemplos sin etiquetar, sólo de las entradas.





- Agrupaciones
- Relaciones entre variables

#### 2.1. Aprendizaje inductivo.

Algunos aspectos de la terminología son:

• **Variables** → nominales o categóricas (sin orden o relación entre los datos: verdadero/falso) o numéricas (rango de valores con alguna relación: discretos o continuos).



- Hipótesis → una relación que se aproxime lo mejor posible al valor de Y a partir de los valores de X.

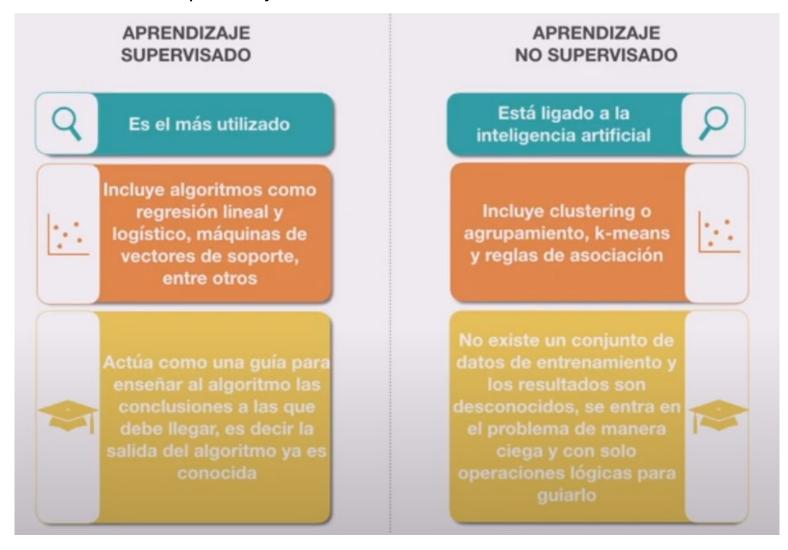
  Entrada ⇒ Salida
- Memorización → posible limitación computacional en función de los recursos disponibles.

Temp	Tiempo	Día	Ropa	Elección
26°C	Sol	S	Informal	
2°C	Nieve	L	Informal	Conducir
17°C	Nublado	М	Informal	Andar
17°C	Nublado	М	Informal	

- **Tarea incremental** → evoluciona según se reciban nuevos datos.
- **Ruido** → posible existencia de demasiados datos, algunos contradictorios en las hipótesis.

#### 2.1. Aprendizaje inductivo.

Las diferencias entre los aprendizajes inductivos son:



#### 2.1.1. Inducción supervisada.

El aprendizaje supervisado tiene numerosos algoritmos y modelos, sin embargo la elección de una técnica dependerá de ciertos factores como son los siguientes:

- Número de datos disponibles.
- Tipo de variable de entrada y de salida → numéricas o categóricas.
- Existencia de ruido en los datos.
- Existencia de casos contradictorios.
- Etc.

Algunos ejemplos de algoritmos son los siguientes:

- Vecino más cercano (nearest neighbour).
- Árboles de decisión (decision trees).
- Redes neuronales (neural networks).

#### 2.1.1. Inducción supervisada: Modelo del Vecino más Cercano.

El **modelo del vecino más cercano** es la técnica más sencilla de aprendizaje supervisado.

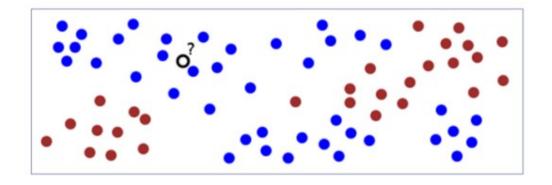
Se basa exclusivamente en memorizar, sin aplicar ningún tipo de procesamiento de resumen de información de los casos de muestra.

Cada caso nuevo se almacena buscando el ejemplo almacenado más parecido (aquél cuya distancia al objetivo es mínima), devolviendo su salida como respuesta.

La métrica que se suele emplear es la distancia con el objetivo.

#### Suele usarse la distancia Euclídea:

$$d(x^{i}, x^{k}) = \sqrt{\sum_{j} (x_{j}^{i} - x_{j}^{k})^{2}}$$

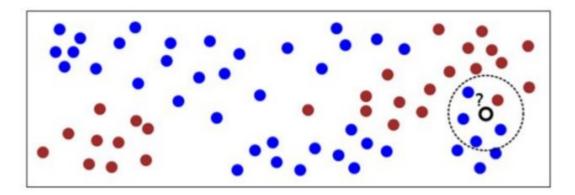


#### 2.1.1. Inducción supervisada: Modelo k-NN.

El **modelo k-NN** es una optimización del modelo del vecino más cercano, intentando minimizar el riesgo de errores debido a casos próximos a la frontera o espúreos.

En lugar de limitarse a buscar el ejemplo más próximo, busca los N casos más próximos:

- Variables de salida discretas → devuelve como resultado la moda (valor más frecuente).
- Variables continuas → devuelve la media.



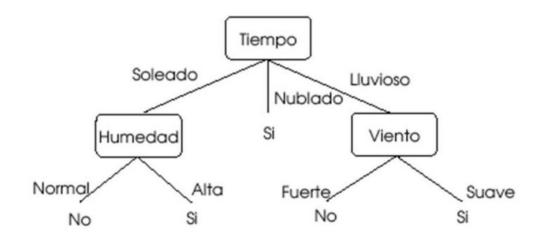
Si intentamos clasificar el punto con la interrogación (?):

- Algoritmo del vecino más cercano → clase ROJO.
- Algoritmo k-NN → clase AZUL (de los 5 casos más próximos, 4 son azules y 1 rojo).

## 2.1.1. Inducción supervisada: Árbol de Decisión.

Un **árbol de decisión** es un algoritmo de aprendizaje por inducción supervisada que pretende modelar los datos del ejemplo a través de un árbol, llamado árbol de decisión:

- Nodos intermedios → atributos de entrada.
- Ramas → valores de los atributos de entrada.
- Nodos finales → valores de la clase.

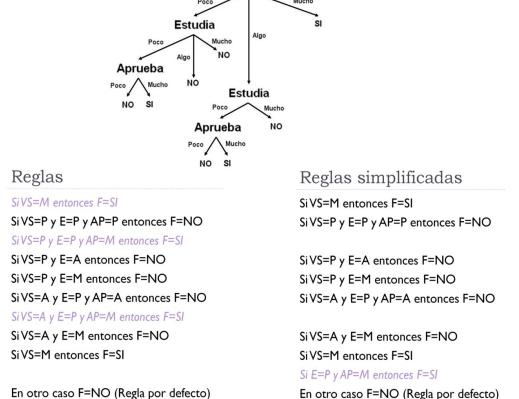


IF (tiempo=Soleado AND Humedad=Alta) OR (tiempo=Lluvioso AND Viento=Suave) OR tiempo=Nublado THEN Coger\_Paraguas=Sí

## 2.1.1. Inducción supervisada: Árbol de decisión.

Ante un **árbol de decisión** con numerosas ramas, lo mejor es el podado (pruning), consistente en eliminar las ramas del árbol que correspondan a un número de ejemplos menor que un **umbral** dado o establecido.

El **podado de árboles** también sirve para enlazar fragmentos "parecidos" de árbol con el fin de reducir el número de nodos y, así, generalizar las reglas y simplificarlas.



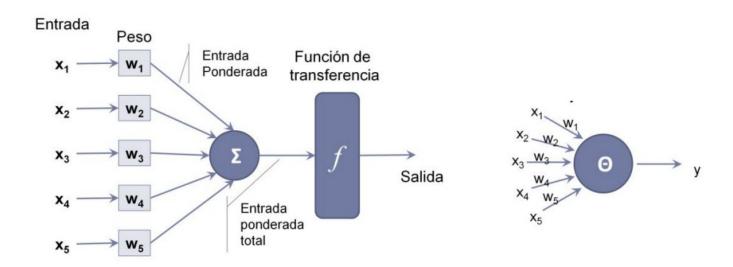
Vida social

#### 2.1.1. Inducción supervisada: Red neuronal.

El **modelo de red neuronal** se basa en tres cualidades básicas del cerebro humano:

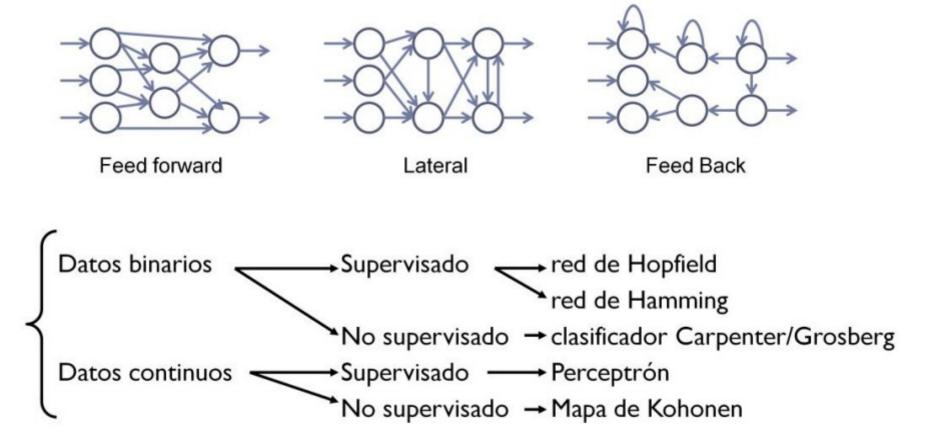
- El conocimiento se halla distribuido en un gran número de neuronas del cerebro.
- Las neuronas se comunican unas con otras.
- El cerebro es adaptable (puede aprender).

Las **redes neuronales** están inspiradas en el modelo biológico y con una simplificación matemática basada en el estímulo/respuesta de las neuronas, siendo capaces de aprender (modelar) la relación existente entre entradas y salidas.



#### 2.1.1. Inducción supervisada: Red neuronal.

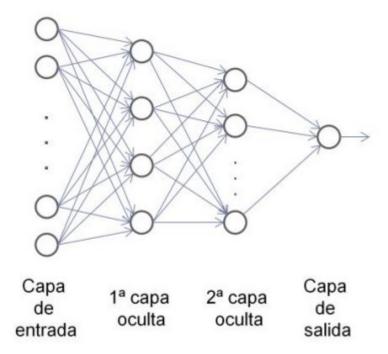
Las topologías de conexión de las neuronas dan lugar a distintos tipos de redes neuronales:



## 2.1.1. Inducción supervisada: Red neuronal.

La percepción multicapa es la estructura de red neuronal más sencilla, organizando las capas en:

- Capa de entrada.
- Capa o capas ocultas.
- Capa de salida.



El algoritmo que emplea es el algoritmo de retropropagación (backpropagation).

#### 2.1.1. Inducción supervisada: Red neuronal.

La evaluación del aprendizaje se realiza dividiendo los datos en dos grupos:

- Conjunto de entrenamiento (training) → se usa para modelar (entrenar el modelo): con el 80% de datos
- Conjunto de evaluación (test) → se usa para evaluar el modelo: con el 20% de datos

Tras entrenar el modelo, se calcula el error sobre el conjunto de datos

$$Error_{absoluto} = \frac{|Valor_{real} - Valor_{predicho}|}{|Valor_{real} - Valor_{predicho}|}$$

$$= \frac{|Valor_{real} - Valor_{predicho}|}{|Valor_{real} - Valor_{predicho}|}$$

$$= \frac{|Valor_{real} - Valor_{predicho}|}{|Valor_{real} - Valor_{predicho}|}$$

Ante un posible error de muestreo (incorrecta selección de los conjuntos de entrenamiento y evaluación) se utiliza la **validación cruzada**, consistente en dividir nuevamente el conjunto inicial de datos en N partes, sobre las que se realiza el entrenamiento y evaluación N veces.

El error final es la media de las N medidas de error.

#### 2.1.1. Inducción supervisada: Red neuronal.

#### Cross validation (validación cruzada)

Ante un posible error de muestreo (incorrecta selección de los conjuntos de entrenamiento y evaluación) se utiliza la **validación cruzada**, consistente en dividir nuevamente el conjunto inicial de datos en N partes, sobre las que se realiza el entrenamiento y evaluación N veces.

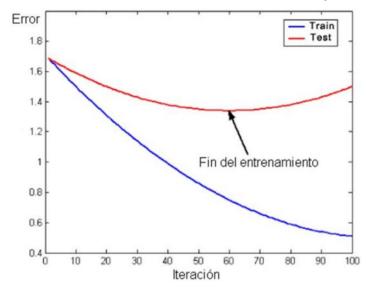
El error final es la media de las N medidas de error.

#### **Overfitting (sobreentrenamiento)**

Si el algoritmo de aprendizaje se ajusta tanto a los datos de entrada que pierde su capacidad de generalizar con nuevos datos.

Se hace necesario detener el proceso de entrenamiento en algún punto.

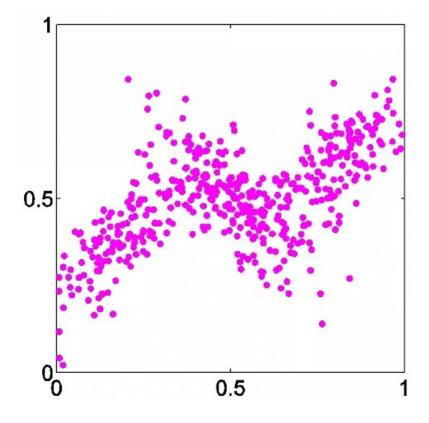
El **sobreentrenamiento** se detecta si ante una nueva iteración de aprendizaje, aumenta el error de test.



## 2.1.2. Inducción no supervisado.

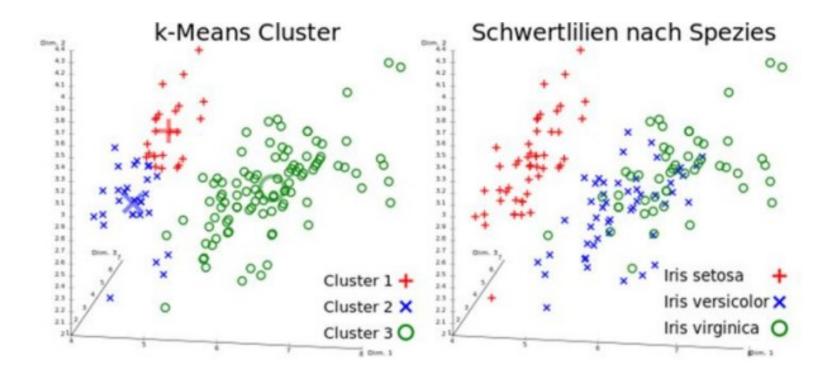
El aprendizaje inductivo no supervisado tiene varios algoritmos, algunos de los cuales son los siguientes:

- Agrupamiento (clustering).
- Análisis de dependencias.
- Redes neuronales (neural networks).



#### 2.1.2. Inducción no supervisado: Agrupamiento.

El **agrupamiento** consiste en detectar agrupamientos o estructuras intrínsecas en el conjunto de datos, identificando grupos homogéneos de individuos parecidos.



La idea consiste en crear grupos, asociando a un mismo grupo todos los individuos muy parecidos entre sí y muy diferentes a los demás.

#### 2.1.2. Inducción no supervisado: Agrupamiento.

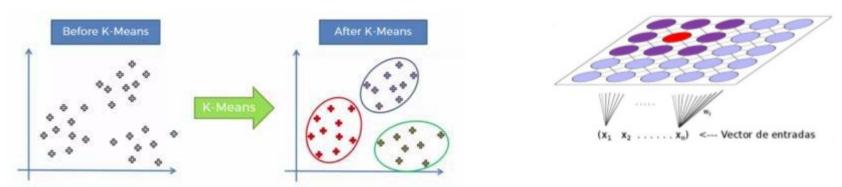
Las técnicas empleadas por la agrupación se pueden clasificar en:

#### Algoritmos clásicos:

- Iterativo → asignación aleatoria de elementos a los grupos que, iterativamente, recalculan su centro como punto medio de los objetos en ellos contenidos → algoritmo C-Means.
- Aglomerativo → inicialmente, tantos grupos como elementos y, sucesivamente, se unen los grupos cuyo grado de parecido supere un umbral fijado.
- Por división → inicialmente, un único grupo con todos los elementos y, sucesivamente, se va dividiendo en grupos menores con elementos con mayor grado de parecido.

#### • Algoritmos neuronales:

Mapas autoorganizativos de Kohonen → cada vez que llega un nuevo elemento, se activa la neurona más próxima, se ajusta los pesos para acercar la neurona al elemento de entrada, y se propaga el ajuste a las neuronas más cercana a la activada.



#### 2.1.2. Inducción no supervisado: Análisis de dependencias.

El **análisis de dependencias** consiste en descubrir relaciones significativas entre los datos.

Una **transacción** es una secuencia de sucesos u observaciones relacionadas entre sí, que si intervienen en el tiempo, se denominan series temporales.

Algunas técnicas del análisis de dependencias son:

 Análisis de asociaciones → detección de los elementos de una transacción que implican la presencia de otros elementos

Regla de asociación A, B, C, ...  $\Rightarrow$  Z

Soporte: % de transacciones totales en las que aparecen los elementos A, B, C, ...

Confianza: % de transacciones en las que aparecen A, B. C, ... y también Z

• Análisis de secuencias → lo mismo, pero el orden de los sucesos es importante en las transacciones.

#### 2.2. Aprendizaje deductivo.

El **aprendizaje deductivo** aprende a partir de los conceptos conocidos (por ejemplo, reglas de juego y objetivo) y tiene un proceso iterativo consistente en añadir lo aprendido al conocimiento inicial para aprender nuevas cosas.



El aprendizaje deductivo puede ser:

- **Aprendizaje analítico** → usa el conocimiento del dominio y razona por qué un objeto o evento es una instancia positiva de un concepto.
- Aprendizaje basado en explicación (EBL) → a partir del porqué un objeto satisface una definición funcional, formula una definición estructural.

#### 2.2. Aprendizaje deductivo.

Quiero reconocer el objeto "copa" Se parte de:

```
liquidoen(x) y estable(x) y puedobeberen(x) → copa(x) (definición funcional)
```

Con el resto de conocimiento, busco otra manera (generalmente más directa) de reconocer el objeto "copa", llegando a:

```
vidrio(x) y cóncavo(x) y pequeño(x) → copa(x) (definición estructural)
```

(ejemplo: diagnóstico de enfermedades mediante pruebas y no síntomas)

#### 2.3. Aprendizaje de naturaleza mixta.

#### El **aprendizaje de naturaleza mixta** puede ser:

- Aprendizaje abductivo → completa los procesos originados por teorías incompletas mediante el establecimiento de suposiciones válidas, se centra en construir una explicación sobre un evento introduciendo suposiciones.
- Algoritmos genéticos → el conjunto de reglas se considera como una población de pseudoorganismos que, al igual que los biológicos, pueden cruzarse entre sí y mutar.
- Causa-efecto → subitpos:
  - Aprendizaje por analogía → intenta emular la capacidad humana de aplicar el mismo razonamiento sobre problemas parecidos anteriores.
  - > Razonamiento basado en casos → resuelve problemas a partir de problemas anteriores parecidos.

## 3. ¿Cómo aprende la IA?



#### 3.1. Aprendizaje Supervisado.

El **Aprendizaje Supervisado** tiene su fundamento en la necesidad de que siempre le enseñemos la respuesta correcta.

Por ejemplo, para resolver el problema de clasificar correos electrónicos como spam o no spam, necesita que le demos ejemplos históricos correctamente clasificados. En otras palabras, para cada caso de ejemplo que le demos, necesita saber si el correo era spam o no.



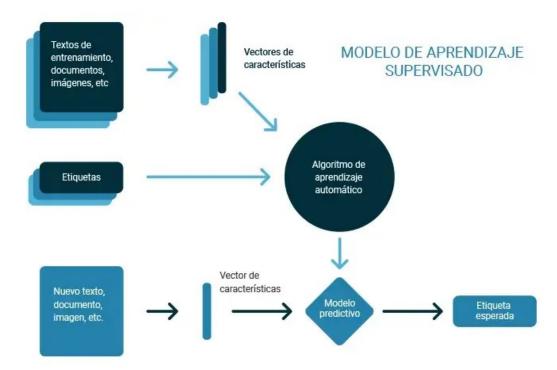
Sabiendo cuál era la respuesta correcta, la Inteligencia Artificial aprende de sus propios errores. Muchos algoritmos supervisados empiezan dando respuestas aleatorias y después van mejorando a medida que aprenden de sus errores.

El aprendizaje supervisado es muy útil cuando queremos que la Inteligencia Artificial realice una tarea en el futuro. Esta característica hace a este tipo de aprendizaje automático muy atractivo para muchos negocios. En el entorno empresarial, el aprendizaje supervisado también se conoce como *análisis predictivo*.

#### 3.1. Aprendizaje Supervisado.

El proceso del **Aprendizaje Supervisado** es el siguiente:

- 1. Recopilar datos históricos, incluyendo la respuesta correcta.
- 2. Construir un modelo de machine learning con esos datos.
- 3. Evaluar el modelo para atender qué rendimiento se puede esperar.
- 4. Usar el modelo con nuevos datos.



#### 3.1. Aprendizaje Supervisado.

Algunos ejemplos del **Aprendizaje Supervisado** son los siguientes:

- Clasificar correos electrónicos en genuinos o spam.
- Predecir por cuánto dinero se va a vender una propiedad inmobiliaria.
- Calcular la probabilidad de hacer click en un anuncio.
- Decidir qué hotel mostrar antes en una búsqueda web de hoteles.
- Estimar si un cliente bancario será capaz de pagar un crédito.
- Recomendar si es mejor comprar ahora el vuelo o esperar.
- Traducir textos.
- Detectar objetos en una imagen.
- Reconocer y síntesis de voz.
- Estimar la edad de una persona por su foto.
- Predecir qué clientes cancelarán el contrato con su compañía telefónica.
- Estimar el número de visitas de un artículo de la web.
- Generar música por ordenador.

#### 3.2. Aprendizaje No Supervisado.

El **Aprendizaje No Supervisado** no necesita supervisión, no necesita saber cuál es la respuesta correcta SINO que la IA aprende de los mismos datos.

El **Aprendizaje No Supervisado** resulta útil si se desea entender mejor los datos históricos con implicaciones en el futuro que no resultan tan obvias.

Los supermercados generan infinidad de datos y al pasarle a la IA los datos de los carros de la compra, sólo se le pide que los analice y comunique si hay algo interesante en ellos.

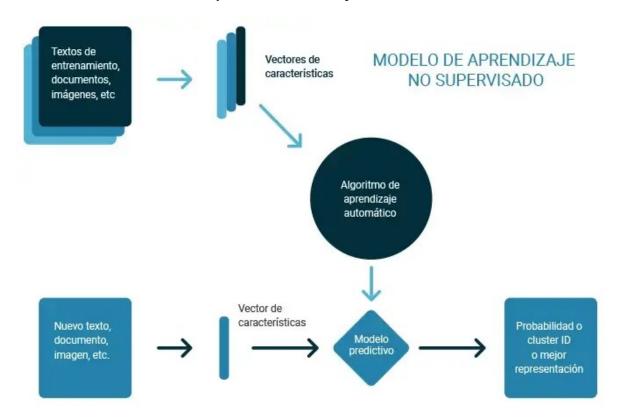
Hace tiempo se descubrió que muchos carros de la compra tenían cerveza y pañales. Esta relación descubierta llevó a la conclusión de poner junto a la cerveza los pañales de la marca del supermercado.



#### 3.2. Aprendizaje No Supervisado.

El proceso del **Aprendizaje No Supervisado** es el siguiente:

- 1. Recopilar datos históricos.
- 2. Instruir a la IA a que busque patrones, grupos, etc.
- 3. Utilizar la información nueva para tomar mejores decisiones en el futuro.



#### 3.2. Aprendizaje No Supervisado.

Algunos ejemplos del **Aprendizaje No Supervisado** son los siguientes:

- Ayudar a elegir qué medidas del cuerpo usar para las tallas (XS, S, M, L, XL, XXL, ...).
- Comprimir imágenes (con pérdida de calidad).
- Sistemas de recomendación (los usados por Netflix o Amazón).
- Reconocer actividades de la bolsa y anticipar tendencias.
- Determinar públicos objetivo más relevantes para un producto específico.
- Reconocer voz.
- Ordenar galerías de imágenes.
- Dialogar a través de chatbot.

## 3.3. Aprendizaje Semi-Supervisado.

El **Aprendizaje Semi-Supervisado** está entre los aprendizajes supervisado y no supervisado:

- Utiliza datos etiquetados, como en el Aprendizaje Supervisado.
- Utiliza datos no etiquetados, como en el Aprendizaje No Supervisado.

A través de esta estrategia, se puede etiquetar manualmente algunos correos electrónicos y dejar que la IA aprenda por sí misma.

Seguramente, habrá correos mal clasificados, pero a medida que los fuésemos etiquetando correctamente, la IA aprenderá más y mejor.



#### 3.3. Aprendizaje Semi-Supervisado.

El proceso del **Aprendizaje Semi-Supervisado** es el siguiente:

- 1. Recopilar pocos datos históricos con resultados disponibles.
- 2. Recopilar datos históricos sin resultados.
- 3. Evaluar la posibilidad de etiquetar manualmente más datos históricos.
- 4. Instruir a la IA a que aprenda utilizando Aprendizaje Supervisado con los datos históricos que tengan resultados.
- 5. Usar el modelo de Machine Learning aprendido para etiquetar automáticamente el resto de los datos.
- 6. Usar otro modelo de Machine Learning supervisado con los datos etiquetados inicialmente y con los datos etiquetados automáticamente.

## 3.3. Aprendizaje Semi-Supervisado.

Algunos ejemplos del **Aprendizaje Semi-Supervisado** son los siguientes:

- Detección de correos basura.
- Detección automática de anomalías.
- · Reconocimiento facial.

#### 3.4. Aprendizaje por Refuerzo.

El **Aprendizaje por Refuerzo** es una especie de aprendizaje supervisado, pero sin llegar a serlo:

- En el Aprendizaje Supervisado cada dato tiene asociado su solución correcta.
- En el Aprendizaje por Refuerzo NO se puede dar la solución correcta hasta saber lo que la IA va a hacer.

El **Aprendizaje por Refuerzo** hará múltiples cosas y sólo se sabrá, un tiempo después, cómo de bien o de mal lo ha hecho.

**AlphaZero** gana a los mejores jugadores de ajedrez y al Go. Si queremos que la IA gane a humanos y a otros programas, NO se le puede decir cuál es la solución correcta.

Hay que enseñarle las reglas del juego y dejarle aprender por sí mismo: sólo así podrá encontrar soluciones creativas, poco comunes y geniales.



El **Aprendizaje por Refuerzo** es el tipo de aprendizaje más difícil, la razón es que la IA no puede saber cómo de buena es la acción que ha realizado, es decir, no puede calcular cuál ha sido su error.

La IA aprende de sus éxitos y de sus fracasos, no de sus errores.